

文章编号:1000-6893(2010)11-2166-08

基于全局信息的粒子群算法翼型综合优化设计

孙美建, 詹浩

(西北工业大学 航空学院, 陕西 西安 710072)

Synthesis Airfoil Optimization by Particle Swarm Optimization Based on Global Information

Sun Meijian, Zhan Hao

(School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

摘要: 翼型优化往往需要考虑众多的设计目标和约束条件,对此发展了稳健高效的翼型综合优化方法。在粒子群优化算法中用繁殖策略深度挖掘由 Kriging 代理模型所获取的全局信息,对基准函数优化、翼型几何外形重构与层流翼型优化问题进行了测试,结果表明该算法可大幅度提高优化速度。将改进的 Hicks-Henne 翼型参数化方法和雷诺平均 Navier-Stokes (N-S) 方程流场求解器与优化算法相结合,采用可方便确定权重系数的多目标非线性适应值加权方法,分别对多点、多目标和多约束的超临界翼型与低速翼型进行综合优化,计算结果表明该方法可大大提高气动外形优化的工程实用性。

关键词: 粒子群优化算法; Kriging 代理模型; 多目标加权; 翼型; 数值模拟; 翼型参数化

中图分类号: V211.41 **文献标识码:** A

Abstract: An efficient synthesis optimization method is developed to obtain optimal airfoil designs that satisfy all design objectives and constraints. In the particle swarm optimization, reproduction of the particle strategy is used to dig the global information based on Kriging surrogate model. Efficiency is enhanced greatly by mapping the solution space for some benchmark function tests and airfoil geometry reshape and laminar flow airfoil design problems. A modified Hicks-Henne function is used to parameterize airfoils, Reynolds-averaged Navier-Stokes (N-S) flow solver is combined with the optimization arithmetic, and a new nonlinear weighted sum of multi-objective method which can determine the weight of different objects easily is developed. Supercritical airfoil and low speed airfoil design problems with multi-point, multi-objective and multi-restriction are tested. Results show that the optimization method can greatly improve the practicability of aerodynamic shape optimization.

Key words: particle swarm optimization; Kriging surrogate model; weighted sum of multi-objective; airfoils; numerical simulation; airfoil parameterization

随着计算流体力学与计算机技术的快速发展,气动外形的精细优化已经成为提高飞机设计水平的重要手段。气动外形设计又以翼型设计为基础,经过良好设计的翼型能有效改善飞机的气动特性。翼型设计可分为反设计方法和直接优化方法,反设计方法根据给定的目标压力分布求解空气动力反问题^[1],可以快速地获得新翼型,但是确定目标压力分布需要丰富的设计经验,而且翼型综合优化时各项气动特性难以取得最佳的平衡。直接优化方法以气动性能为目标,采用确定性或随机性算法进行优化设计^[2],灵活性较强。以遗传算法、模拟退火算法和粒子群算法等为代

表的随机性算法具有较强的全局搜索能力,但是要大量的搜索导致计算代价太大。而像梯度型这类确定性算法虽然计算量相对较少,但是搜索性能依赖于初始条件,容易陷入局部最优。一种用代理模型代替流场求解的优化方法^[3-4]可以大幅度降低流场求解次数,在气动外形优化中得到了应用,但是代理模型难以精确预测高维度、多目标和多约束翼型的气动特性,用传统的代理模型优化方法容易陷入局部最优。因此,在保证优化精度的前提下大幅度降低流场求解次数成为重要的研究课题。

本文采用繁殖筛选策略将 Kriging 代理模型与粒子群优化算法相结合,与改进的 Hicks-Henne 参数化和多目标非线性适应值加权方法共同构建了翼型优化系统,并进行了多点、多目标

收稿日期: 2010-01-15; 修订日期: 2010-05-24

基金项目: 西北工业大学研究生创业种子基金(Z200901)

通讯作者: 詹浩 E-mail: zhanhao@nwpu.edu.cn

和多约束的翼型综合优化设计。

1 优化算法

1.1 标准粒子群算法

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法模拟鸟群飞行觅食行为,在每个粒子发现的最优解和整个粒子群发现的最优解的引导下迭代搜索到全局最优解^[5]。首先随机初始化粒子种群位置和初速度,然后计算出每个粒子的适应值,每个粒子记住自身所找到的个体最优粒子 pBest 以及迄今为止找到的全局最优粒子 gBest,用粒子当前速度、pBest 和 gBest 的位置来更新粒子速度,从而在下一个时刻粒子飞行到新的位置进行搜寻。粒子群搜索方程可以表述为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{V}_i^{k+1} &= \omega \mathbf{V}_i^k + C_1 \mathbf{R}_1 (\mathbf{X}_{i,p}^k - \mathbf{X}_i^k) + C_2 \mathbf{R}_2 (\mathbf{X}_g^k - \mathbf{X}_i^k) \\ \mathbf{X}_i^{k+1} &= \mathbf{X}_i^k + \mathbf{V}_i^{k+1} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}_{i,p}^k$ 和 \mathbf{X}_g^k 分别为第 k 次迭代第 i 个粒子历史最优位置和全局最优位置;惯性权重因子 ω 用于调节保留粒子原先速度的程度;学习因子 C_1 和 C_2 分别调节粒子飞向 pBest 和 gBest 的步长; \mathbf{R}_1 和 \mathbf{R}_2 为 $(0, 1)$ 的随机向量; \mathbf{V} 用于更新粒子的速度,第 1 部分表明粒子目前的状态,第 2 部分是对自身位置的思考,第 3 部分是与全局粒子的信息共享; \mathbf{X} 则为粒子更新后的位置。粒子群算法具有认知、社会及平衡功能,简单高效具有较强的全局搜索能力。

本文编制了惯性权重因子随迭代进行线性减小^[6]的标准粒子群(PSO)算法,当粒子飞出解边界时采用反弹方式将粒子反弹回解空间内,并约束最大速度。

1.2 基于全局信息的粒子群算法

气动外形优化时每次适应值评价往往需要付出巨大的计算代价,于是采用人工神经网络、Kriging 模型等构造代理模型代替真实的流场进行求解的方法得到了发展^[7-10]。传统方法如下:首先用一定数量的样本点构造代理模型,优化找到代理模型的最优解并与真实值对比,若不满足收敛要求则用新计算的真实值更新代理模型,直到优化结束^[11]。文献[12]对 10 个设计变量的翼型优化问题采用人工神经网络对 8 095 个样本点训练构造代理模型,对升力与阻力系数预测的平

均误差分别高达 5% 和 2%,最大误差分别高达 614% 和 54%,应用代理模型优化便很容易陷入局部最优。只有当代理模型的样本点数量达到一定级别,并且合理地分布在解空间中才能获得较高的精度,对样本点数量的需求将随着维数和问题复杂程度增加而急剧上升,与优化问题一样,代理模型方法的计算量也将变得难以接受。

虽然代理模型精度有限,但是往往能提供很多有价值的解空间信息。代理模型在已计算的点附近精度较高,而且能够较准确判断邻近区域适应值变化趋势,并且可以拟合出极值点并以较大可能性出现在真实极值点或次极值点附近。对优化算法而言,充分利用已计算得到的信息,采用合适的策略在潜在的最优点或次最优点附近搜寻,将更快搜索到最优解。

本文提出一种基于 Kriging 代理模型^[13-14]获取全局信息的粒子群优化(KPSO)算法,算法流程如图 1 所示。

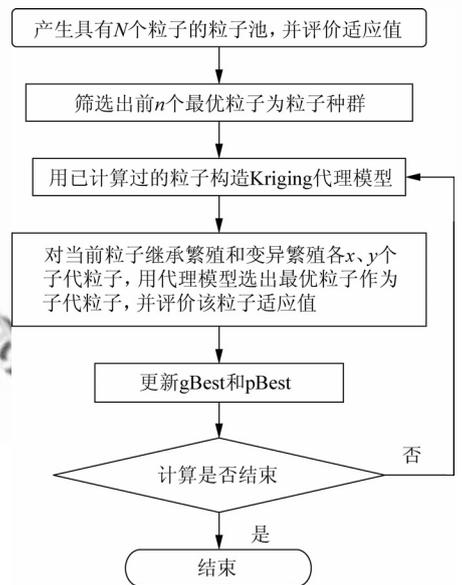


图 1 KPSO 算法流程图

Fig. 1 Architecture of KPSO

该算法中具有 N 个粒子的粒子池用于获得均匀分布的初始代理模型样本点。根据适应值排序原则选择 n 个粒子的方法可获得优良的初始种群而且这些粒子较均匀地分布在解空间,有利于避免陷入局部最优。粒子的繁殖分为继承繁殖与变异繁殖两种,继承繁殖是按照粒子群更新位置和速度的方法继承繁殖 x 个个体(粒子群更新方程式(1)中 \mathbf{R}_1 、 \mathbf{R}_2 为 $(0, 1)$ 的随机向量,所以该 x 个个体是约束在某范围的不同个体),有利于在粒子更新的位置区域附近找到代理模型的较优解。

在解空间中随机位置变异繁殖有利于跳出局部最优,所有繁殖产生的粒子都通过代理模型筛选出最优解,只对该最优解进行真实求解,通过粒子的繁殖与筛选,可排除大部分适应值差的点,并将粒子落于适应值较优的区域。随着迭代的进行,粒子将向全局最优解靠拢,这样代理模型在最优解附近的精度将不断提高,从而收敛速度更快。

SPSO算法仅仅利用了全局最优粒子以及各粒子历史最优点的信息进行优化,而KPSO算法充分利用了代理模型所获得的解空间信息,每个用于真实计算的粒子都是对全局粒子在整个优化历程中产生的信息进行分析和挖掘所筛选出来的,因此优化效率得到大大提高。

1.3 函数测试

用SPSO算法和KPSO算法对以下4种常用基准函数进行测试:

Sphere单峰值函数为

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (2)$$

式中: $n=15$ 为种群规模; $x \in [-10, 10]$ 上最小函数值为0。

Griewank多峰值函数为

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1 \quad (3)$$

式中: $n=15$; $x \in [-100, 100]$ 上最小函数值为0。

Rastrigrin多峰值函数为

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10) \quad (4)$$

式中: $n=30$; $x \in [-5, 5]$ 上最小函数值为0。

Ackley多峰值函数为

$$f_4(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e \quad (5)$$

式中: $n=15$; $x \in [-10, 10]$ 上最小函数值为0。

设定两种粒子群算法的惯性权重因子 w 随迭代进行由0.8线性减小到0.3,学习因子 $C_1 = C_2 = 1.6$,限定最大速度为1倍的变量区间。KPSO算法中继承繁殖数 $x=250$,变异繁殖数 $y=50$ 。对于SPSO计算次数 $=n \times m$, m 为代数;KPSO计算次数 $=N + n \times m$, N 为初始粒子数。

对于优化最小值问题,用SPSO算法和KPSO算法分别进行500和50次优化,表1统计出

两种优化算法所获得的平均适应值。统计结果表明KPSO算法表现出优秀的寻优性能,与SPSO算法相比可节省80%以上的计算工作量。

表1 SPSO算法与KPSO算法基准函数测试结果

Table 1 Test experiments of benchmark functions of SPSO and KPSO

函数	算法	计算次数	平均适应值
Sphere 15维 [-10,10]	SPSO	20×50=1 000	0.914 50
	KPSO	50×200=10 000	1.10E-08
Griewank 15维 [-100,100]	SPSO	136+24×36=1 000	5.47E-11
	KPSO	20×50=1 000	0.808 50
Rastrigrin 30维 [-5,5]	SPSO	50×100=5 000	0.043 49
	KPSO	136+24×36=1 000	0.016 29
Ackley 15维 [-10,10]	SPSO	30×42=1 260	192.520 00
	KPSO	125×1 000=125 000	56.480 00
Ackley 15维 [-10,10]	SPSO	500+25×30=1 250	32.263 40
	KPSO	20×50=1 000	2.458 80
Ackley 15维 [-10,10]	SPSO	50×100=5 000	0.386 40
	KPSO	136+24×36=1 000	0.277 50

2 翼型参数化

采用Hicks-Henne解析函数法^[15]参数化翼型,并对该方法进行了改进。新翼型由基本翼型的弯度或厚度加扰动构成,表达如下:

$$y = y_0(x) + \sum_{i=1}^M \delta_i f_i(x) \quad (6)$$

$$f_i(x) = \begin{cases} 11x^{0.51}(1-x)e^{-20x} & j=1 \\ \sin^3(\pi x^{\lg 0.5/\lg x_j}) & 1 < j < M-2 \\ \sin^{3.6}[\pi(1-x)^{\lg 0.5/\lg(1-x_j)}] & M-2 \leq j < M \\ 0.5 \cos^3[\pi(x-1) + 0.5] & j=M \end{cases}$$

式中: M 为控制弯度或厚度的变量个数, $j=M-2$ 和 $j=M-1$ 项用于改善Hicks-Henne函数对翼型后部表达能力, $j=M$ 项用于控制翼型后缘纵向位置或厚度。

采用SPSO和KPSO两种优化算法以NACA0012对称翼型为基本翼型几何逼近SC(3)-0712(B)超临界翼型,取弯度与厚度设计变量各8个,其中:

$$x_j = 0.09, 0.18, 0.32, 0.52, 0.72, 0.89 \quad (j=2, 3, 4, 5, 6, 7)$$

几何逼近适应值表达如下:

$$F_{\text{fitness}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (y - y_0)^2}$$

SPSO 算法 50 个个体 240 代总共评价 12 000 次。KPSO 算法粒子池 160 个粒子,26 个个体 40 代总共评价 1 200 次,算法中继承繁殖 $x=250$,变异繁殖 $y=50$ 。统计 10 次优化结果如表 2 和图 2 所示,KPSO 算法仅用 1/10 的计算量就得到了与 SPSO 算法相同的优化精度。图 3 为某次 KPSO 算法优化结果,设计翼型几乎与目标翼型重合。

表 2 SPSO 算法与 KPSO 算法几何逼近设计统计结果
Table 2 Geometry optimization results of SPSO and KPSO

优化算法	计算次数	平均适应值
SPSO	$50 \times 240 = 12\ 000$	0.000 341
KPSO	$160 + 26 \times 40 = 1\ 200$	0.000 332

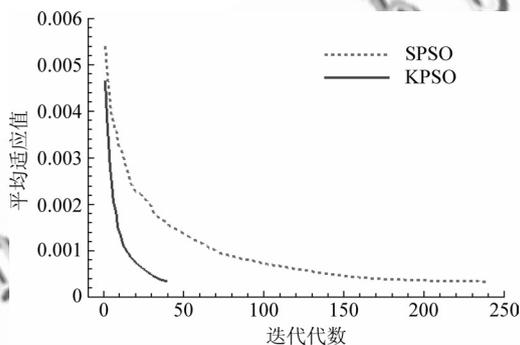


图 2 SPSO 算法与 KPSO 算法平均收敛图

Fig. 2 Average optimization history of SPSO and KPSO

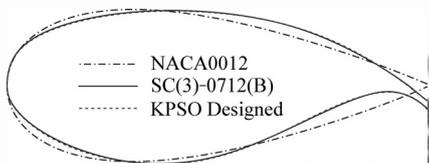


图 3 由 NACA0012 几何重构 SC(3)-0712(B)

Fig. 3 Geometry optimization of SC(3)-0712(B) from NACA0012

3 多目标与多约束处理方法

实际工程优化问题往往希望获得综合性能的提高并且满足一定的约束条件,翼型优化尤其如此^[16]。以超临界翼型设计为例,需要翼型在巡航状态具有优秀的低阻、小低头力矩特性,具有较高的阻力发散马赫数,在爬升状态具有高的爬升阻比,以及在起降状态具有大的最大升力系数,并且为了满足结构布局与机翼油箱容积等要求需要限定最大相对厚度及翼型剖面面积。

评价适应值方法的选取将对优化结果产生重

要影响。通常采用加权、分效能曲线加权和几何求积等方法^[17]评价适应值,本文在分效能曲线加权思想的基础上提出一种多目标非线性加权组合方法。以优化阻力为例,根据设计经验设定阻力系数大于 C_{bad} 为不可接受解,小于 C_{good} 为满意解,使用如下公式:

$$F_{\text{fitness}} = \sum \delta Y \quad \left. \begin{aligned} Y(X) &= \begin{cases} e^X & X \leq 1 \\ eX & X > 1 \end{cases} \\ X &= 1 - 2 \frac{C_{\text{new}} - C_{\text{bad}}}{C_{\text{good}} - C_{\text{bad}}} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中: δ 为加权系数。

根据式(8)得到效能曲线,如图 4 所示,当翼型单项性能接近或差于不可接受解时,适应值敏感性较大,接近或优于满意解时则相反。这种适应值表示方法将各设计目标进行归一化,可以直观地设定权重系数,各项目标能够取得有效的平衡,并且由于采用光滑的非线性函数,不会对 KPSO 优化算法构造代理模型产生不利干扰。

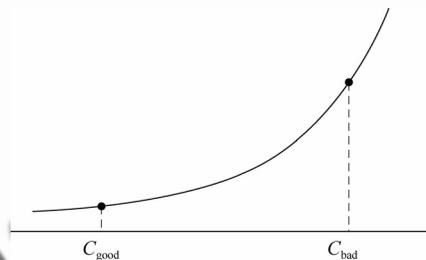


图 4 效能曲线

Fig. 4 Shape of efficiency

对于约束问题通常采用罚函数加权方法,但是该方法会增加优化的难度。本文采用直接排除法,比如当限定最大相对厚度为 12% 时,直接排除厚度不在 (0.119 9, 0.120 1) 区间的翼型。

4 翼型优化算例

4.1 层流翼型单目标优化阻力

为了测试本文优化算法性能,以 NACA65-2-415 层流翼型为初始翼型单目标优化阻力,采用计算代价小的欧拉方程加附面层黏性修正方法^[18]求解流场,该求解器用 e^N 方法预测自然转捩位置。设计升力系数 $C_L = 0.4$,马赫数 $Ma = 0.4$,雷诺数 $Re = 10^7$ 。限定最大相对厚度 $t/c = 15\%$,力矩 $C_m > -0.1$ 。用 14 个设计变量产生新翼型,SPSO 算法 20 个个体 25 代总共流场计算

500次,KPSO算法粒子池120个粒子,19个个体20代总共流场计算也是500次。各统计10次优化结果如图5所示,初始翼型NACA65-2-415阻力系数为0.00365,KPSO算法平均优化结果为0.00283,KPSO算法则为0.00264。图5中,KPSO算法前120次流场计算是对初始样本进行的,从121次开始,适应值有一个加速降低阶段,对优化过程进行监测发现用120个样本构造的代理模型难以精确描述真实情况,甚至有阻力系数为负值的情况,而本文KPSO算法繁殖筛选的策略能不断提高代理模型在优秀适应值区域的精度,并且有效地避免陷入局部最优,总计算次数达220次时阻力系数就降低到0.00283以下,该加速阶段以纠正代理模型和全局搜索为主。随后适应值稳定地下降,该阶段以局部搜索为主,旨在提高最终优化精度。

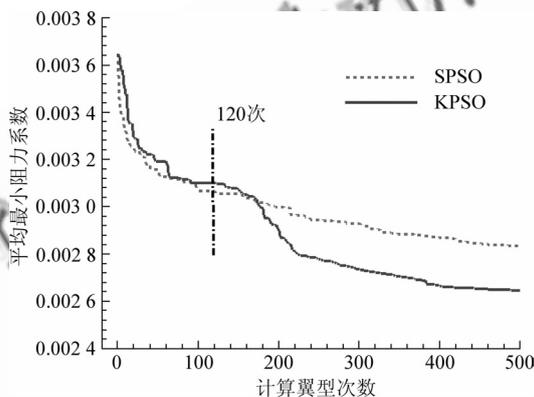


图5 SPSO算法与KPSO算法优化层流翼型平均收敛图
Fig. 5 SPSO and KPSO optimization history for laminar flow airfoil

图6为某次优化结果,保持升力系数和最大相对厚度不变,阻力系数降低到0.00265,翼型上

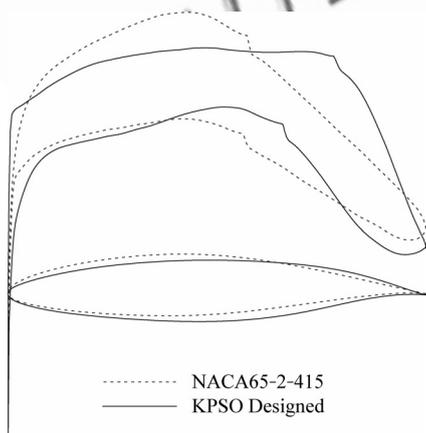


图6 层流翼型优化外形与压力分布
Fig. 6 Geometry and pressure distribution for laminar flow airfoil

下表面拐点分别推迟到78%和66%气动弦长,而初始翼型转换发生在56%弦长。10次优化测试中,KPSO算法获得最小阻力为0.00246,与初始翼型相比阻力降低了32.6%。

4.2 超临界翼型多点、多目标和多约束优化

在跨声速绕流时超临界翼型较为平坦的上表面产生均匀的超声速速度分布,超声速区以等熵或接近等熵压缩的方式恢复到亚声速区,从而降低激波阻力,提高阻力发散马赫数。对超临界翼型进行单目标优化可获得良好的无激波或弱激波的压力分布,但是当马赫数稍低于或高于设计点时,该理想的压力分布马上被破坏,产生的激波引起较大阻力。通过优化算法搜索发现具有两道弱激波的压力分布具有良好的非设计特性,同时在巡航设计点阻力特性与无激波的翼型几乎没有区别。增加翼型后加载对增大升力系数很有效,但会使翼型低头力矩增大以及翼型后缘变薄从而增加额外的配平阻力和增升装置结构的设计难度。翼型头部上表面的曲率对翼型的低速最大升力特性有重要的影响,饱满的头部对增大最大升力系数有利,但是高速巡航时会引起一定的阻力。翼型头部下表面向上收缩能提供一定的升力形成前加载,可以抵消一部分低头力矩,但是会减小该处翼型厚度。翼型各项性能之间乃至与其他学科之间存在复杂的相互关系,需要经过良好地综合权衡,并考虑众多的约束条件才能设计出符合工程使用要求的翼型。

将RAE2822超临界翼型修改相对厚度至13%后缘开口0.3%为基准翼型,进行多点、多目标和多约束优化设计,具体设计要求如下:

(1) 巡航 $Ma = 0.72$ 、 $Re = 2.1 \times 10^7$ 、 $C_L = 0.7$,优化阻力系数 C_D ,并且检验0.69与0.74非设计巡航马赫数下阻力特性。

(2) 起飞 $Ma = 0.22$ 、 $Re = 2.0 \times 10^7$,优化最大升力系数。

(3) 爬升 $Ma = 0.40$ 、 $Re = 2.7 \times 10^7$ 、 $C_L = 1.0$,优化爬升升阻比。

(4) 限定最大相对厚度 $t/c = 13\%$,剖面面积 $A > 0.0845$,另外对20%、75%与95%弦长位置厚度等进行几何约束。

用7个厚度变量、8个弯度变量产生新翼型,采用 $k-\omega$ 雷诺平均N-S方程求解流场,每个新翼型需要计算8个状态。采用本文的多目标非线性加权方法评价适应值,其中以降低巡航阻力为重

点优化目标,经过 360 次流场计算,优化结果如表 3、表 4 和图 7 所示。与初始翼型相比,设计翼型增加了后加载、前缘吸力峰值,由于对 20% 弦长位置厚度进行了约束,前加载增加不是很明显,翼型上表面激波得到减弱,巡航状态阻力系数降低

了 0.000 9,而且低头力矩得到了有效控制。前缘上表面变得饱满,最大升力系数增加至 1.825。图 8 给出设计翼型阻力系数随马赫数变化曲线,与初始翼型相比阻力发散马赫数大约提高 0.02。

表 3 超临界翼型优化变量范围与设计值

Table 3 Boundary of design parameters and design results for supercritical airfoil

型函数	x_j	厚度(上限)	厚度(下限)	厚度设计值	弯度(上限)	弯度(下限)	弯度设计值
1		0.008	-0.006	0.004 631	0.006	-0.006	0.001 407
2	0.09	0.007	-0.007	-0.005 684	0.007	-0.007	0.003 652
3	0.18	0.007	-0.007	0.005 653	0.007	-0.007	-0.001 934
4	0.32	0.007	-0.007	-0.004 053	0.007	-0.007	-0.000 199
5	0.52	0.007	-0.007	0.001 389	0.007	-0.007	-0.005 510
6	0.72	0.007	-0.007	0.006 789	0.007	-0.007	0.001 209
7	0.89	0.006	-0.006	0.004 800	0.006	-0.006	0.002 233
8	1.00				0.002	-0.012	-0.010 090

表 4 设计翼型与初始翼型性能对比

Table 4 Aerodynamic characteristics for initial and optimized airfoil

状态	马赫数	性能参数	C_{good}	C_{bad}	δ	RAE2822MOD	设计翼型	性能提升/%
巡航 $C_L=0.7$	0.60	C_D	0.009 0	0.010 5	1.0	0.009 779	0.010 055	-2.82
	0.72	C_D	0.009 1	0.010 6	1.0	0.010 893	0.010 034	7.89
	0.72	C_m	-0.090 0	-0.108 0	0.4	-0.103 200	-0.114 706	-11.15
	0.74	C_D	0.010 4	0.011 9	0.5	0.016 627	0.011 090	33.30
起飞	0.22	C_{Lmax}	1.88	1.7	0.8	1.63	1.824 7	11.94
爬升 $C_L=1.0$	0.40	L/D	96	88	0.3	89.174	90.699 925	1.71

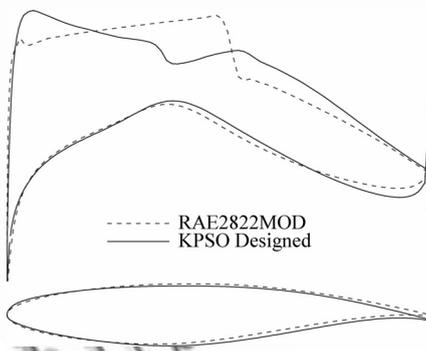


图 7 超临界翼型优化外形与压力分布

Fig.7 Geometry and pressure distribution for supercritical airfoil

新设计的超临界翼型厚度、剖面面积等都在给定的范围之内,并且翼型各项性能都比较理想,说明本文的多目标约束处理方法是行之有效的。

4.3 超轻型飞机专用翼型多点多目标优化

以 NACA4415 为基准翼型多点多目标优化设计超轻型飞机专用翼型,超轻型飞机是速度不

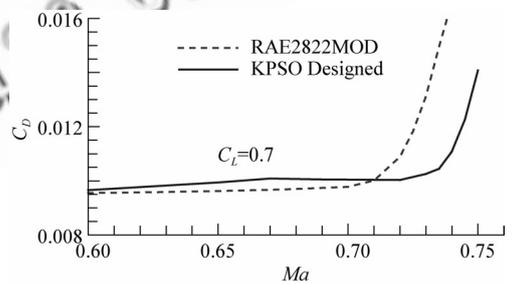


图 8 设计翼型与初始翼型阻力系数随 Ma 变化
Fig.8 C_D vs Ma for initial and optimized airfoil

超过 100 km/h,失速速度不大于 45 km/h 的低速飞机,根据该类飞机使用特点,注重优化最大升力系数和爬升升阻比,同时不损失巡航特性。为了获得较高的失速迎角和缓和的失速特性,对起飞状态迎角 $\alpha=16.7^\circ$ 时的升力系数进行优化。采用 $k-\omega$ 雷诺平均 N-S 方程求解流场,计算条件设置 $Ma=0.074, Re=2.4 \times 10^6$,巡航 $C_L=0.5$,爬升 $C_L=1.2$ 。由于低速飞机常采用平直机翼设计,有保持层流流动的可能,因此在进行全湍流 N-S 方程计算的同时还对巡航和爬升状态自然转捩情

形进行优化,不但可以获得希望的层流特性,还可以从一定程度上避免优化翼型出现凹坑或扭曲的现象,因为凹坑或扭曲会破坏层流流动。限定翼型最大相对厚度 $t/c=15\%$,另外对最大相对厚度位置、剖面积、最大弯度、75%与95%弦长位置厚度以及后缘弯度等进行几何约束。

用7个厚度变量、7个弯度变量产生新翼型经过360次流场计算,优化结果如表5、表6和图

9所示。设计翼型升阻极曲线完全包络住基准翼型,最大升力系数提高8.3%,爬升升阻比提高3.2%。设计翼型上表面最大厚度位置前移,具有高升力翼型的特征,爬升的层流特性变差,但是所注重优化的最大升力系数与爬升升阻比得到了很大的改善;通过控制翼型弯度有效改善了力矩特性;下表面最大厚度位置后移,一方面满足厚度约束要求,另一方面提高了巡航的层流特性。

表5 低速翼型优化变量范围与设计值

Table 5 Boundary of design parameters and design results for low speed airfoil

型函数	x_i	厚度(上限)	厚度(下限)	厚度设计值	弯度(上限)	弯度(下限)	弯度设计值
1		0.008	-0.008	0.002 874	0.008	-0.008	-0.001 301
2	0.09	0.008	-0.008	-0.005 142	0.008	-0.008	0.004 968
3	0.18	0.008	-0.008	0.002 317	0.009	-0.010	0.006 307
4	0.32	0.008	-0.008	0.000 805	0.008	-0.012	-0.010 530
5	0.52	0.008	-0.008	-0.000 570	0.008	-0.012	-0.010 650
6	0.72	0.007	-0.008	-0.000 200	0.008	-0.008	-0.002 350
7	0.89	0.007	-0.008	-0.006 231	0.008	-0.007	0.002 431

表6 设计翼型与初始翼型性能对比

Table 6 Aerodynamic characteristics for initial and optimized airfoil

飞行状态	性能	C_{good}	C_{bad}	δ	NACA4415	设计翼型	性能提升/%
巡航 $C_L=0.5$	C_D	0.010 2	0.011 8	0.50	0.011 516	0.011 350	1.44
	C_m	-0.068 0	-0.088 0	0.40	-0.093 570	-0.081 040	13.39
	C_D (自然转捩)	0.005 2	0.007 2	0.25	0.006 678	0.006 438	3.59
起飞	$C_{L\max}$	1.90	1.74	0.50	1.649 925	1.787 404	8.33
	$C_L(\alpha=16.7^\circ)$	1.88	1.72	0.35	1.609 890	1.758 638	9.24
爬升 $C_L=1.2$	L/D	76	70	0.45	70.355 41	72.619 15	3.22
	L/D (自然转捩)	145	125	0.15	145.381 40	135.808 10	-6.58

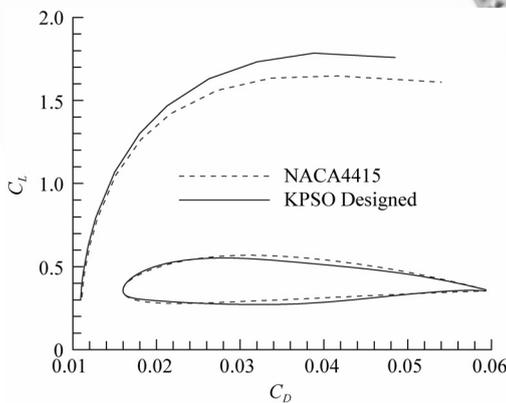


图9 设计翼型与初始翼型升阻极曲线

Fig. 9 Lift and drag characteristics for initial and optimized airfoil

5 结论

(1) 发展了基于Kriging代理模型深度挖掘全局信息的粒子群优化算法,其主要特点是基于

Kriging代理模型获取解空间信息,采用繁殖筛选策略对粒子进行更有效的更新,从而加快优化速度减少计算代价。对所测试的基准函数优化、翼型几何逼近和层流翼型优化问题,优化速度比标准粒子群算法快5倍以上。

(2) 提出一种多目标非线性适应值加权方法,该方法可直观有效地综合平衡多个目标,对超临界翼型、低速翼型等多目标优化问题都具有较强的适用性。

(3) 本文设计方法用300~500次流场计算便可完成典型的翼型优化问题,大大提高了气动外形优化的工程实用性。

参 考 文 献

- [1] 孔繁美, 华俊, 向锦武, 等. 高升力与失速特性缓和的翼型设计研究[J]. 北京航空航天大学学报, 2002, 28(2): 235-237.

- Kong Fanmei, Hua Jun, Xiang Jinwu, et al. Design and research of high-lift mild-stall airfoils[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2002, 28(2): 235-237. (in Chinese)
- [2] Ray T, Tsait H M. Swarm algorithm for single- and multi-objective airfoil design optimization [J]. AIAA Journal, 2004, 42(2): 366-373.
- [3] 朱莉, 高正红. 基于神经网络的翼型优化设计方法研究[J]. 航空计算技术, 2007, 37(3): 33-36.
Zhu Li, Gao Zhenghong. Aerodynamic optimization design of airfoil based on neural networks[J]. Aeronautical Computing Technique, 2007, 37(3): 33-36. (in Chinese)
- [4] 任庆祝, 宋文萍. 基于 Kriging 模型的翼型多目标气动优化设计研究[J]. 航空计算技术, 2009, 39(3): 77-82.
Ren Qingzhu, Song Wenping. Multi-objective aerodynamic design optimization for airfoil using kriging model[J]. Aeronautical Computing Technique, 2009, 39(3): 77-82. (in Chinese)
- [5] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks Perth, 1995: 1942-1948.
- [6] Shi Y, Eberhart R C. Parameter selection in particle swarm optimization. [C] // Evolutionary Programming VII: Proc. EP98. New York; Springer-Verlag, 1998: 591-600.
- [7] Duvigneau R, Visonneau M. Hybrid genetic algorithms and neural networks for fast CFD-based design [R]. AIAA-2002-5465, 2002.
- [8] Long T, Liu L, Wang J B, et al. Multi-objective multidisciplinary optimization of long-endurance UAV wing using surrogate model in ModelCenter[R]. AIAA-2008-5918, 2008.
- [9] Khurana M S, Winarto H, Sinha A K. Application of swarm approach and artificial neural networks for airfoil shape optimization[R]. AIAA-2008-5954, 2008.
- [10] Rajagopal S, Ganguli R. Multidisciplinary design optimization of an UAV wing using kriging based multi-objective genetic algorithm[R]. AIAA-2009-2219, 2009.
- [11] 于向军, 张利辉, 李春然, 等. 克里金模型及其在全局优化设计中的应用[J]. 中国工程机械学报, 2006, 4(3): 259-261.
Yu Xiangjun, Zhang Lihui, Li Chunran, et al. Applying kriging model for global design optimization[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2006, 4(3): 259-261. (in Chinese)
- [12] Khurana M S, Winarto H, Sinha A K. Airfoil optimization by swarm algorithm with mutation and artificial neural networks[R]. AIAA-2009-1278, 2009.
- [13] Cressie NAC. Statistics for spatial data[M]. New York: John Wiley & Sons, 1993.
- [14] Lophaven S N, Nielsen H B, Sndergaard J. DACE: a matlab kriging toolbox[R]. Technical Report MM-TR-2002-12, Denmark; Technical University of Denmark, 2002.
- [15] Hicks R M, Henne P A. Wing design by numerical optimization[J]. Journal of Aircraft, 1978, 15(7): 407-413.
- [16] Buckley H P, Zhou B Y, Zingg D W. Airfoil optimization using practical aerodynamic design requirements [R]. AIAA-2009-3516, 2009.
- [17] 《飞机设计手册》总编委会. 民用飞机总体设计[M]. 北京: 航空工业出版社, 2005: 58-59.
Chief Edition Committee of "Handbook of aircraft design". Civil aviation aircraft design[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2005: 58-59. (in Chinese)
- [18] 詹浩, 华俊, 张仲寅. 多段翼型的一种分析方法[J]. 西北工业大学学报, 2000, 18(3): 438-441.
Zhan Hao, Hua Jun, Zhang Zhongyin. A somewhat improved method for analyzing multi-element airfoils[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2000, 18(3): 438-441. (in Chinese)

作者简介:

孙美建(1986—) 男, 硕士研究生。主要研究方向: 飞行器设计。
Tel: 029-88495971-6
E-mail: lightair2008@yahoo.com

詹浩(1972—) 男, 博士, 教授。主要研究方向: 飞行器设计。
Tel: 029-88495971-6
E-mail: zhanhao@nwpu.edu.cn

(编辑: 鲍亚平)